

"L'INFLUENZA DELLA MORFOLOGIA SULLA DISTRIBUZIONE DELLE PIOGGE INTENSE"

D. Caracciolo¹, F. Lo Conti¹, A. Francipane¹, M. Cannarozzo¹ & G. La Loggia¹

- (1) Dipartimento di Ingegneria Civile, Ambientale, Aerospaziale, dei Materiali, Università degli Studi di Palermo, Italia, e-mail: caracciolo@idra.unipa.it, loconti@idra.unipa.it, francipane@idra.unipa.it, marcella@idra.unipa.it, glal@idra.unipa.it

SOMMARIO

Le precipitazioni intense costituiscono uno dei principali pericoli naturali perché sono all'origine di processi, come innesco di frane o piene improvvise, che possono rappresentare una grave minaccia per la vita umana. Il problema di determinare la variazione spaziale delle precipitazioni intense e in particolare, di indagare sulle relazioni che intercorrono tra queste e la morfologia del territorio, è molto importante soprattutto per gli studi connessi alla realizzazione di efficienti sistemi di allerta e di allarme. Tuttavia la variabilità delle piogge intense con la morfologia è scarsamente studiata in idrologia. In questo lavoro si intende affrontare l'argomento a scala regionale, assumendo che le precipitazioni intense siano rappresentate dalle curve di probabilità pluviometrica che forniscono il quantile T-ennale di assegnata durata come prodotto di un coefficiente di crescita in frequenza per una relazione di potenza che serve a riscaldare le medie orarie nelle durate maggiori tramite due parametri, a e n . In tal modo lo studio può essere ricondotto all'analisi della variazione di questi due parametri in funzione di alcuni caratteri morfologici e fisiografici. Lo studio è stato condotto sui dati provenienti da 276 stazioni pluviografiche funzionanti sul territorio siciliano. E' stata utilizzata sia la regressione stepwise sia la Geographically Weighted Regression (GWR) pervenendo a risultati interessanti.

1 INTRODUZIONE

La conoscenza delle precipitazioni intense, in particolare delle precipitazioni di elevato tempo di ritorno, è indispensabile per la progettazione di opere per la difesa del territorio. Si tratta di una problematica comune in tutto il mondo che negli ultimi anni ha riscontrato particolare interesse a causa dell'incremento della potenziale pericolosità di tali fenomeni (Obasi, 1994; Bruce, 1994). Molti ricercatori si sono posti quindi il problema di indagare sulla variazione spaziale delle precipitazioni e, in particolare, sul ruolo che l'orografia del territorio ha sul fenomeno.

Inizialmente (Smith et al., 1979) si è ritenuto che la sola altitudine potesse spiegare la distribuzione spaziale delle precipitazioni, anche se ben presto si è intuito che sul fenomeno devono influire significativamente molte altre variabili topografiche (Prudhomme & Reed, 1998; Begueria et al., 2005). In molte regioni del mondo, aventi diverse caratteristiche climatiche e morfologiche, si è pervenuti a relazioni assai differenti a testimonianza della complessità del fenomeno.

Alcuni autori hanno analizzato l'influenza delle variabili topografiche sulle precipitazioni medie annue (Basist et al., 1994) mentre altri studi, come il presente lavoro, si sono concentrati sulle precipitazioni intense (Kieffer et al., 2000; Borga et al., 2004; Begueria et al., 2005; Allamano et al., 2009).

Kieffer et al. (2000), mediante un'analisi regionale, hanno studiato la relazione tra le precipitazioni intense e le variabili morfologiche nei bacini delle Alpi francesi. Le variabili topografiche sono state distinte in variabili locali e regionali; le prime sono quelle definite dalla topografia della zona intorno al punto preso in considerazione (l'altezza, l'esposizione, la pendenza e l'azimut), per la valutazione di quelle regionali invece è richiesta la conoscenza dell'intero dominio (le coordinate geografiche, la distanza dai corpi idrici, la presenza di barriere orografiche ...). Gli autori hanno cercato le possibili relazioni esistenti mediante l'analisi regressiva multivariata pervenendo all'identificazione delle grandezze che più delle altre influiscono sulla variabilità della precipitazione: la quota, l'esposizione, la pendenza e la vicinanza al mare. In particolare poi hanno verificato che le precipitazioni con tempo di ritorno pari a 10 e 100 anni sono più strettamente legate alle variabili regionali che alle variabili locali e che le precipitazioni di breve durata (fino a 3 ore) sono spiegate da questo tipo di modello in modo più soddisfacente rispetto a quelle di maggiore durata.

In Italia anche Allamano et al. (2009) hanno effettuato uno studio a carattere regionale analizzando la variabilità delle piogge intense rispetto ad alcune variabili geografiche come la longitudine, l'altitudine e la latitudine. In particolare, è stata analizzata la variabilità dei coefficienti a e n della CPP (Curva di Probabilità Pluviometrica), su tutto l'arco alpino italiano, utilizzando i dati pluviometrici provenienti da 567 stazioni pluviometriche con almeno 10 anni di funzionamento. I risultati mostrano che il coefficiente a varia solo con l'altitudine, aumentando al diminuire della quota mentre il valore del coefficiente n è influenzato in pari misura da tutte le variabili e in particolare, aumenta all'aumentare della quota. Gli autori hanno combinato i risultati pervenendo alla formulazione delle CPP in funzione della longitudine e della quota. Si è riscontrato che, contrariamente alle aspettative, le precipitazioni massime annue di breve durata diminuiscono con l'altitudine. Suddividendo l'area di studio in tre sottozone, gli autori sono riusciti a migliorare il risultato soprattutto in termini di stima del coefficiente n .

In continuità con gli studi finora illustrati, in questo articolo si riportano i risultati di una prima indagine effettuata sul territorio siciliano e finalizzata all'analisi dell'influenza della morfologia sui valori dei due parametri a e n stimati per le serie di precipitazione intensa registrate da 267 stazioni pluviografiche. La variabilità spaziale è stata studiata inizialmente tramite equazioni di regressione lineare bivariata e successivamente attraverso la regressione multipla *stepwise* e la *Geographically Weighted Regression* (GWR). L'analisi è stata effettuata sia considerando l'intera Sicilia come un'unica zona omogenea, sia suddividendo l'area di studio in tre e cinque sottozone omogenee.

2 CASO STUDIO

2.1 Area di studio e set di dati

L'area di studio è la Sicilia, situata nella parte meridionale dell'Italia, copre 25.711 km². Si tratta di una regione collinare per il 62%, per il 24% montuosa e per il restante

14% pianeggiante. I dati pluviometrici, ottenuti da 383 stazioni pluviografiche gestite dall'Osservatorio delle Acque della Regione Siciliana, sono i valori di massima precipitazione relativa alle durate canoniche di 1, 3, 6, 12 e 24 ore. Tutte le stazioni che non raggiungono almeno 8 anni di funzionamento non sono state considerate in questo studio. L'analisi critica delle serie storiche ha permesso di individuare alcune anomalie che hanno comportato la defezione di alcune stazioni pluviografiche cosicché il numero di stazioni realmente utilizzate si è ridotto a 276.

2.2 Stima dei parametri a e n

I parametri a e n relativi a ciascuna stazione pluviografica sono stati determinati elaborando i valori medi di precipitazione intensa ottenuti dalle stazioni pluviometriche per le diverse durate (1, 3, 6, 12, 24). Per ogni stazione le medie (m) sono state regolarizzate sulle durate (d) da un modello di potenza $m=a d^n$ stimando così i parametri a e n , riportati per l'intera Sicilia in Figura 1a e 1b.

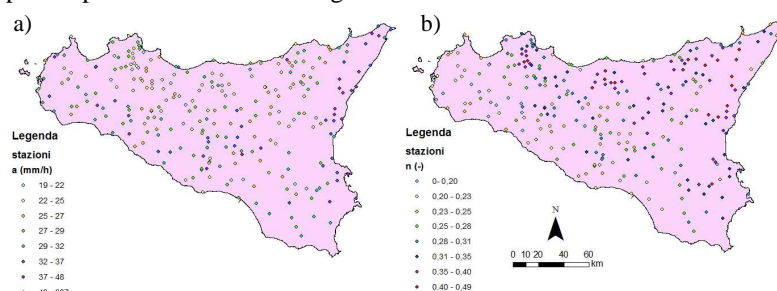


Figura 1. Parametro a (a) ed n (b) per ogni stazione pluviografica.

2.3 Variabili morfologiche e fisiografiche

Le variabili morfologiche e fisiografiche qui considerate, nel seguito chiamate anche variabili indipendenti, pur sapendo che fra alcune di esse sussiste una certa dipendenza, sono state derivate a partire dalla distribuzione spaziale delle quote fornita da un DEM (*Digital Elevation Model*) di tipo GRID avente risoluzione pari a 1000 m¹ e utilizzando gli strumenti di analisi spaziale disponibili in ambiente GIS. Le variabili morfologiche prese qui in considerazione sono:

1. ELE : la quota (Fig. 2a);
2. LON: la longitudine, espressa in coordinate UTM;
3. LAT: la latitudine, espressa in coordinate UTM;
4. SLO: la pendenza (Fig. 2b);
5. ASP: l'esposizione, calcolata come l'angolo, sul piano orizzontale, che la linea di massima pendenza di ogni cella del DEM forma con il nord geografico, misurata in senso orario, con valori che variano tra 0 e 360° (Fig. 2c);
6. CUR: la curvatura, che descrive la variazione della pendenza nello spazio (Fig. 2d);
7. BEF: l'effetto barriera, che rappresenta l'ostruzione dei venti da parte dei rilievi; in ogni pixel BEF è calcolato come il valore più basso tra le otto altezze massime degli ostacoli orografici incontrati nelle direzioni cardinali (Fig. 2e);

¹ Si è scelto di adottare questa risoluzione dopo avere verificato che l'adozione di una risoluzione più alta (100 m) non apportava differenze significative.

8. CIN: il concavity-index, che rappresenta l'affondamento della stazione rispetto ai rilievi circostanti (Fig. 2f):

$$CIN = \sqrt[8]{\prod_{i=1}^8 10^{2\tan\theta_i}} \quad (1)$$

dove θ_i è l'angolo compreso tra la retta orizzontale passante per la base della stazione e la retta che congiunge la stazione con la vetta del rilievo nella direzione i -esima;

9. DIS: la distanza di ogni cella rispetto alla linea di costa (Fig. 2g);
 10. PSL: *perpendicular slope*, è la derivata seconda lungo la perpendicolare alla direzione di massima pendenza e misura la convergenza topografica (Fig. 2h);
 11. DSL: *direction slope*, che è la derivata seconda lungo la direzione di massima pendenza, misura la variazione della pendenza lungo la direzione più inclinata (Fig. 2i);
 12. DIR: la direzione azimutale da ogni cella alla linea di costa (Fig. 2l).

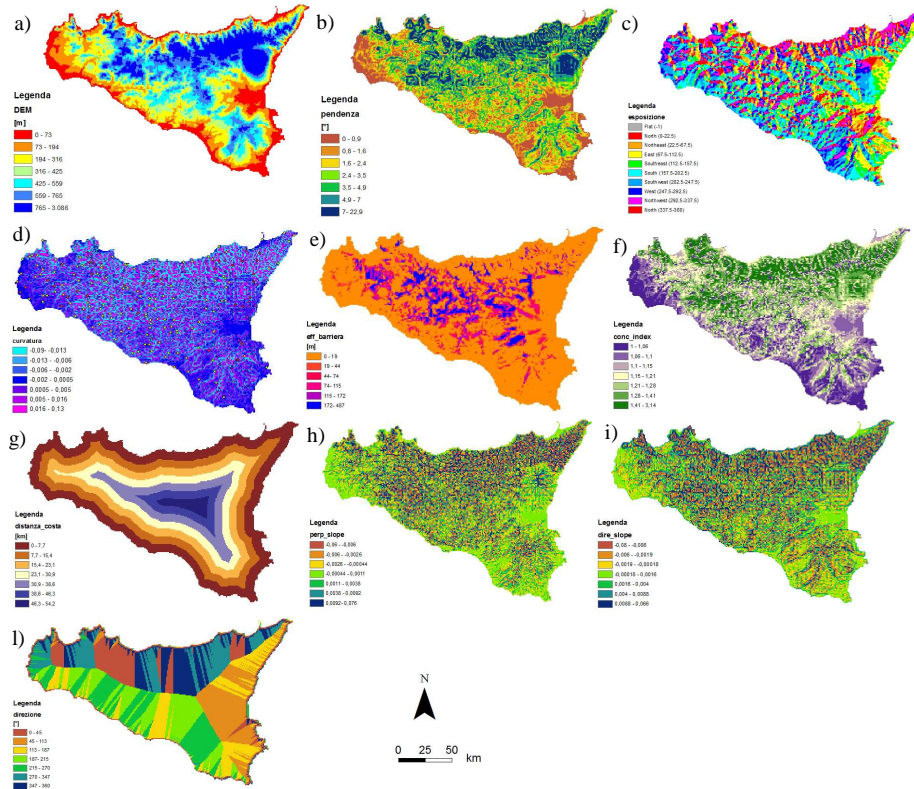


Figura 2. Distribuzione spaziale delle variabili morfologiche e fisiografiche.

3 METODOLOGIA E RISULTATI

3.1 Relazione tra a e n e le variabili indipendenti

Le relazioni tra i parametri a e n della CPP (P) e le variabili indipendenti (X_i , $i=1,2,\dots,n$) sono state studiate per mezzo di regressioni lineari bivariate e multivariate.

L'equazione di regressione lineare bivariata si scrive:

$$P = \beta_0 + \beta_1 X \quad (2)$$

La pendenza β_1 della retta di regressione misura, ovviamente, la variabilità della grandezza P connessa alla particolare variabile X presente nel modello regressivo.

L'equazione di regressione lineare multivariata si scrive:

$$P = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (3)$$

dove X_i sono le n variabili indipendenti considerate, e β_i sono i coefficienti della regressione.

La regressione lineare multivariata tra i parametri a e n e le variabili morfologiche e fisiografiche è stata effettuata anche utilizzando la tecnica *stepwise* (Draper et al., 1981). Tale tecnica nasce dalla necessità di identificare rapidamente il sottoinsieme "ottimale" di variabili indipendenti che permette la costruzione del modello più efficiente tra quelli possibili. A questo scopo sono stati utilizzati sia il metodo "*forward selection*" sia quello "*backward elimination*". E' buona pratica adottare entrambe le procedure quando si è consapevoli che tra alcune delle variabili "indipendenti" scelte sussiste una relazione più o meno forte. Il metodo "*forward selection*" prevede di inserire nel modello, le variabili morfologiche una alla volta, secondo l'ordine stabilito in base al loro contributo predittivo espresso dal p -value (cioè la probabilità di ottenere un risultato pari o più estremo di quello osservato, supposta vera l'ipotesi nulla); la procedura si arresta quando non vi sono più variabili con p -value minore di 0,10. Il metodo "*backward elimination*" parte invece da un modello in cui compaiono tutte le variabili indipendenti considerate, per poi eliminarle in successione a partire da quelle che forniscono il più scarso contributo predittivo. Ciò equivale ad eliminare di volta in volta la variabile indipendente con p -value più alto; la procedura si arresta quando non vi sono più variabili con p -value maggiore di 0,10. Confrontando i modelli risultati dall'applicazione delle due tecniche è stato preso in considerazione quello con R^2 più alto.

3.2 Analisi bivariata tra l'altitudine e i parametri a e n

La prima analisi effettuata riguarda la relazione tra a e n e la quota; la Figura 3 mostra proprio il risultato ottenuto sull'intera regione: in particolare a decresce leggermente all'aumentare della quota, ossia le altezze di pioggia medie orarie diminuiscono all'aumentare della quota (R^2 pari a 0,0569), mentre n cresce con la quota, cioè cresce il modo di amplificare il valore delle altezze all'aumentare delle durate (R^2 pari a 0,1439). Si noti che questo coefficiente di determinazione R^2 assume un valore più elevato rispetto al primo concordemente a quanto ottenuto da Allamano et al. (2009).

Lo studio della significatività del modello regressivo è stato condotto tramite il test t di student per livello di significatività α pari a 0,05. Per entrambe le relazioni il test ha dato esito negativo, com'era da attendersi visti i bassi valori di R^2 .

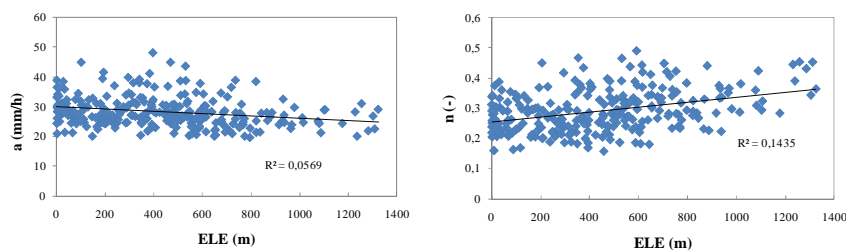


Figura 3. Dipendenza dei parametri a ed n dalla quota ELE.

Probabilmente ciò è dovuto al fatto che la Sicilia non si comporta come una regione omogenea dal punto di vista idrologico, a causa di una evidente disomogeneità morfoclimatica. Analogamente ad Allamano et al. (2009), si è deciso quindi di dividere l'area di studio secondo i criteri adottati in precedenti analisi regionali: in 3 sottozone omogenee come in Cannarozzo et al. (1989) (Fig. 4a) e in 5 sottozone omogenee come in Lo Conti et al. (2007) (Fig. 4b).

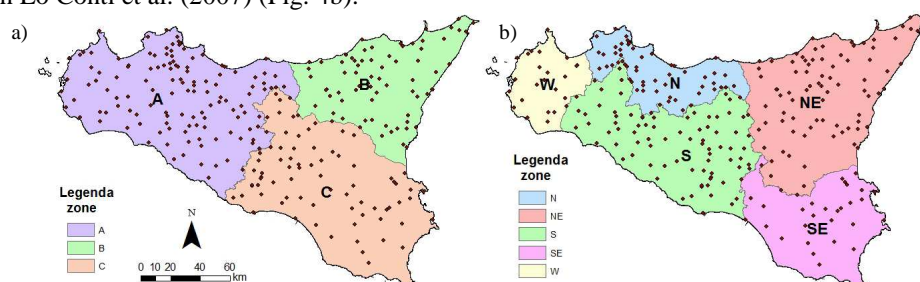


Figura 4. Rappresentazione delle 3 sottozone omogenee (a) e delle 5 sottozone omogenee (b) con la localizzazione delle stazioni pluviografiche considerate.

Effettuando la taratura dei modelli per le tre sottozone proposte in Cannarozzo et al. (1989), non si ottengono miglioramenti significativi e vengono confermati in tutte le sottozone i segni negativi di β_1 per il modello a -ELE e positivi per il modello n -ELE (Tab. 1).

Utilizzando le 5 sottozone omogenee proposte in Lo Conti et al. (2007), per il parametro a si nota un miglioramento del coefficiente R^2 in tutte le 5 sottozone mentre per il parametro n vi è un significativo miglioramento di R^2 nelle zone N ed S e un peggioramento nelle altre (Tab. 1). Infine si costata che la pendenza β_1 delle rette di regressione a -ELE ed n -ELE mantiene gli stessi segni di prima con l'eccezione della sola sottozona W dove il coefficiente a risulta crescere con la quota.

Per quanto i risultati fin qui ottenuti non possono ritenersi esaustivi a causa della mancanza di significatività statistica di molte relazioni, il confermarsi del segno dei coefficienti, con l'unica eccezione sopra riportata, fa ritenere fondata l'ipotesi che all'aumentare della quota le altezze di precipitazione media oraria diminuiscono mentre si riscaldano sempre di più con le durate.

ZONE		modello a -ELE R^2	modello n -ELE R^2
Intera Sicilia		0,057	0,144
Sottozona	A	0,047	0,204
	B	0,164	0,096
	C	0,029	0,068
Sottozona	W	0,169	0,005
	N	0,064	0,223
	S	0,059	0,328
	NE	0,107	0,101
	SE	0,167	0,010

Tabella 1. Sintesi dell'analisi regressiva lineare bivariata.

Al fine di approfondire la questione, si è deciso di indagare per mezzo del metodo GWR (*Geographically Weighted Regression*), su come variano a livello spaziale i legami tra le variabili a e n e le variabili morfologiche e fisiografiche. Il metodo GWR (Brunsdon et al, 2001) è una versione locale di regressione spaziale che permette la valutazione dell'eterogeneità spaziale nelle correlazioni fra le variabili indipendenti e dipendenti. Il GWR prende in considerazione solo un numero prestabilito di stazioni nell'intorno di un punto e , a partire da queste, effettua la regressione spaziale.

L'equazione di regressione multipla del GWR ha la seguente forma:

$$P_i(x) = \beta_{0i} + \beta_{1i} \cdot x_1(x) + \beta_{2i} \cdot x_2(x) + \dots + \beta_{mi} \cdot x_m(x) \quad (4)$$

dove $P_i(x)$ è di volta in volta la variabile a o n nel sito di coordinate x , X sono le m variabili indipendenti considerate, i è il numero di stazioni considerate nell'intorno del punto, che nel caso in esame è stato posto pari a 10, e β_i sono i pesi di ciascuna variabile indipendente. Inizialmente il metodo GWR è stato utilizzato per l'analisi della relazione tra le variabili a e n e la sola quota ELE.

Per avere una misura della variabilità spaziale della correlazione tra le variabili dipendenti e indipendenti, parallelamente al calcolo locale dei parametri della regressione, è stato calcolato il valore dell'indice di determinazione R^2 tra i valori della variabile dipendente (a o n) storica e i valori della stessa variabile stimata, relativamente alle 10 stazioni nell'intorno del punto considerato. Si sono ottenute le mappe, riportate in Figura 5 che mostrano la distribuzione spaziale di tale coefficiente.

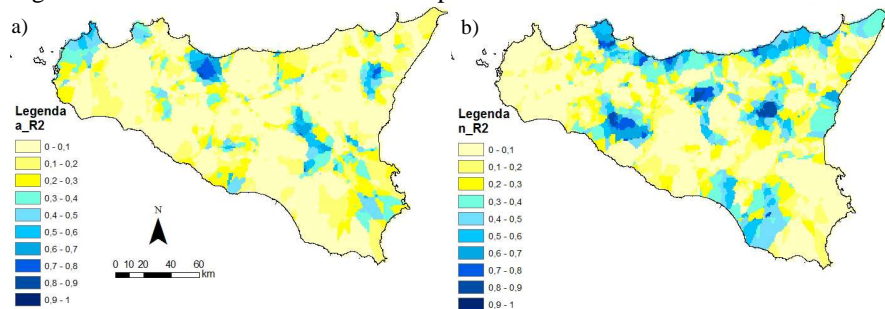


Figura 5. Mappa del coefficiente R^2 dei modelli regressivi a -ELE (a) e n -ELE (b) ottenuta con il GWR.

Guardando le Figure 5 a) e b), si vede immediatamente che il territorio siciliano ha un comportamento estremamente disomogeneo. In particolare poi, per quanto riguarda la relazione a -ELE, i valori di R^2 sono molto bassi in quasi tutto il territorio ($R^2_{\min}=0$, $R^2_{\max}=0,73$), mentre per la relazione n -ELE, pur essendoci parecchi valori di R^2 bassi, sussiste una maggiore variabilità e si incontrano valori del coefficiente R^2 anche molto elevati ($R^2_{\min}=0$, $R^2_{\max}=0,89$). Da quanto visto finora si può concludere che la sola variabile ELE non riesce a spiegare sufficientemente la variabilità spaziale delle precipitazioni intense.

3.3 Analisi bivariata tra le singole variabili morfologiche e i parametri a e n

La seconda analisi effettuata riguarda la relazione tra a e n e le singole variabili morfologiche e fisiografiche definite in precedenza.

L'analisi condotta sulla Sicilia, intesa come un'unica zona omogenea, continua a fornire risultati assai deludenti in termini di valori del coefficiente R^2 . Questo infatti rimane estremamente basso non superando il valore 0,07 nel modello di stima del parametro a , mentre assume valori leggermente superiori, al massimo pari a 0,181, nel modello di stima del parametro n .

Proseguendo l'analisi con riferimento alle tre sottozone omogenee di Figura 4, nella sottozona A, per quanto concerne il parametro a , non si ottengono miglioramenti significativi; per quanto riguarda n , si ottengono importanti incrementi nel valore di R^2 ; in particolare nella relazione bivariata con la variabile Concavity Index, CIN, il coefficiente R^2 raggiunge il valore 0,346. Nella sottozona B la situazione si inverte perché mentre per il parametro a si ottengono incrementi del valore di R^2 che raggiunge il valore 0,40 nella relazione a -LON, per quanto concerne il parametro n , i valori di R^2 rimangono piuttosto bassi. Infine nella zona C, per entrambi i parametri a ed n non si registrano miglioramenti degni di nota. Complessivamente si può dire che i risultati presentano dei miglioramenti nella spiegazione della variazione spaziale della precipitazione, tuttavia ciò avviene in modo assai disomogeneo non permettendo ancora di individuare un modello soddisfacente.

Lo studio effettuato sulle cinque sottozone di Figura 4 fornisce complessivamente risultati migliori, infatti sono più frequenti i casi di modelli bivariati caratterizzati da buoni valori del coefficiente R^2 , pari a 0,247 o addirittura 0,367, ma non mancano neppure in questo caso situazioni in cui il miglior modello identificato è caratterizzato da un valore estremamente basso di R^2 , pari a 0,082.

Viene confermata in pratica ancora una volta l'estrema disomogeneità del fenomeno, infatti i miglioramenti riscontrati sono sicuramente da imputare all'aumento della discretizzazione dell'area in studio.

La disomogeneità di comportamento si evince anche confrontando le diverse configurazioni studiate con riferimento alle grandezze morfometriche e fisiografiche che sono risultate essere le migliori variabili predittive per il parametro a e per il parametro n . Leggendo la Tabella 2, dove è riassunto questo risultato, si nota la grande varietà di combinazioni pur riscontrando una maggior presenza di alcune variabili e la completa assenza di altre. Le variabili più ricorrenti sono infatti la quota, ELE, la longitudine, LON, l'effetto barriera, BEF, e la distanza dal mare, DIS, per i modelli del parametro a , per il parametro n sono ancora una volta la quota, ELE, e la longitudine, LON, e in misura minore il concavity index, CIN, e la direzione azimutale, DIR.

ZONE		Migliori variabili predittive	
		a	n
Intera Sicilia		LON ELE BEF DIST	LON ELE CIN SLO
Sottozona	A	LON BEF DIR	LON ELE CIN SLO
	B	LON ELE DIS	LON ELE DSL
	C	CIN LAT	LON
Sottozona	W	DIR CUR DSL	ASP DIR
	N	BEF DIS	ELE CIN
	S	ELE LAT	ELE LAT ASP
	NE	LON ELE DIS	ELE DIR
	SE	LON BEF DIS	LON DIR

Tabella 2. Migliori variabili predittive identificate attraverso l'analisi regressiva lineare bivariata.

3.4 Analisi multivariata tra le variabili morfologiche e i parametri a e n

E' noto che in un modello regressivo l'effetto combinato di più variabili può far migliorare i risultati (Besist et al., 1994) laddove non è identificata quella variabile che in modo inequivocabile spiega bene il fenomeno in studio. Poiché nel caso in esame i risultati ottenuti non permettono appunto di identificare variabili morfometriche e fisiografiche che rispondono a questa esigenza si è deciso di adottare un modello regressivo multivariato tra i parametri a e n e tutte le variabili morfologiche e fisiografiche fin qui utilizzate.

Di seguito sono riportati i risultati derivati dalla regressione lineare multivariata, effettuata con la tecnica *stepwise* prima descritta (vedi 3.1). Le Tabelle 3 e 4 riassumono i risultati ottenuti sia nell'ipotesi di considerare la Sicilia come un'unica regione omogenea sia nell'ipotesi che essa sia divisibile nelle 3 e 5 sottozone omogenee già viste. Per ciascuna di queste configurazioni sono state indicate con un pallino nero le variabili morfologiche e fisiografiche che costituiscono il modello di predizione "ottimale" di a e n e che sono risultate statisticamente significative. Nell'ultima riga, si leggono inoltre i valori del coefficiente R^2 che caratterizza appunto il modello ottimale.

Variabili	Sicilia	Zona A	Zona B	Zona C	Zona N	Zona NE	Zona S	Zona SE	Zona W
LAT	•	•	•		•			•	•
LON		•	•		•	•	•		
ELE	•								•
SLO			•						•
ASP						•	•		
DIS		•	•		•	•			
DIR		•	•			•			•
CUR	•				•				
DSL	•								
PSL	•			•					
CIN				•					
BEF	•	•			•			•	
R^2	0,198	0,292	0,550	0,110	0,319	0,482	0,170	0,481	0,600

Tabella 3. Tabella riassuntiva delle variabili statisticamente significative per il parametro a .

Variabili	Sicilia	Zona A	Zona B	Zona C	Zona N	Zona NE	Zona S	Zona SE	Zona W
LAT	•	•	•	•		•		•	•
LON		•	•	•	•	•		•	
ELE	•	•	•	•	•	•	•	•	
SLO							•		•
ASP			•			•			
DIS	•	•	•	•		•	•		
DIR						•	•		
CUR	•		•		•			•	
DSL			•		•			•	•
PSL	•				•	•		•	
CIN	•	•		•	•				•
BEF							•		
R^2	0,442	0,596	0,402	0,395	0,587	0,330	0,476	0,458	0,247

Tabella 4. Tabella riassuntiva delle variabili statisticamente significative per il parametro n .

Per quanto riguarda il parametro a le variabili che risultano più di frequente significative sono la longitudine, LON, e la latitudine, LAT. La quota, ELE, che nei modelli precedenti sembrava svolgere un ruolo importante, in effetti non fornisce un contributo statisticamente significativo in tutte le regioni tranne che nella zona W. Il parametro n invece sembra dipendere da un maggior numero di fattori infatti le variabili più significative risultano essere la quota, ELE, la longitudine, LON, la latitudine, LAT, la distanza dal mare, DIS, ed il concavity index, CIN.

Passando dalla configurazione con un'unica zona omogenea a quelle con più zone omogenee, i valori dell'indice di determinazione R^2 non aumentano sempre, tuttavia, in alcune sottozone assumono valori decisamente elevati.

Utilizzando anche per l'analisi multivariata il metodo GWR, si è ottenuta la mappa del coefficiente R^2 , considerando come variabili indipendenti quelle ottenute dall'analisi *stepwise* prima descritta (Fig. 6). Confrontando queste nuove mappe con le corrispondenti relative ai modelli bivariati a -ELE ed n -ELE (Fig. 5), si nota un incremento generalizzato e significativo di R^2 . Dato il particolare significato di questo valore di R^2 che, si ricorda, è l'indice di determinazione relativo alla relazione tra il valore storico della variabile dipendente ed il suo valore stimato, il miglioramento del risultato ottenuto con l'analisi multiregressiva conferma il fatto che l'uso di più variabili indipendenti, in questo caso, consente di descrivere molto meglio la variazione sia di a che di n .

Le mappe di Figura 6 permettono anche di capire dove le relazioni tra le variabili indipendenti ed a e n sono più deboli; in particolare, per quanto riguarda a i valori di R^2 sono più bassi in zone piuttosto delimitate che ricadono sia sulla costa nord-est, sia su quella sud-est e in punti sparsi della Sicilia centrale, mentre per quanto riguarda n si hanno valori più bassi in una zona, anche in questo caso ben delimitata, nella costa sud-est in prossimità della provincia di Siracusa e nella costa sud-occidentale della Sicilia.

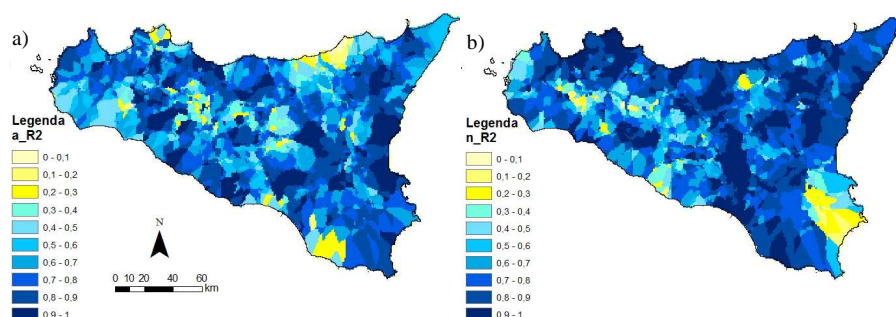


Figura 6. Mappa del coefficiente R^2 per i modelli multivariati di a (a) ed n (b) ottenuta con il metodo GWR.

In Figura 7 è riportato il confronto tra gli scatter plot dei modelli bivariati a -ELE e n -ELE e multivariati ottenuti tutti con il metodo GWR. Sull'asse delle ascisse sono riportati i valori storici e su quello delle ordinate i valori stimati. I valori di R^2 per il parametro a sono rispettivamente pari a 0,23 e 0,27 mentre per il parametro n sono pari a 0,32 e 0,36. Si nota che in entrambi i casi vi sono sia sovrastime che sottostime di a e n .

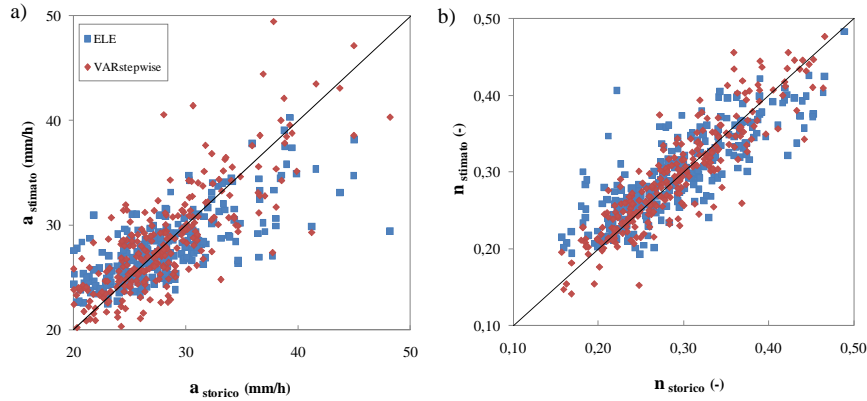


Figura 7. Scatter plot $a_{storico}$ - $a_{stimato}$ (a), $n_{storico}$ - $n_{stimato}$ (b) relativi al metodo GWR con la sola quota ELE e con le variabili indipendenti ottenute dall'analisi *stepwise* riportate nelle Tabelle 3 e 4.

Il risultato fin qui ottenuto non può considerarsi esaustivo. Oltre alla qualità non sempre soddisfacente dei modelli ottenuti, rimangono diversi punti interrogativi circa le variabili che sembrano spiegare meglio di altre la variabilità della precipitazione. Risulta anche da capire come mai i modelli regressivi sembrano funzionare meglio per il parametro n che per il parametro a . A riguardo si è pensato che una possibile spiegazione sia legata alla qualità delle misure. Difetti di funzionamento della stazione di misura potrebbero ripercuotersi infatti in maniera maggiore sul valore del dato di pioggia e in maniera minore sullo *scaling* poiché i dati relativi alle diverse durate sono registrati con la medesima strumentazione. Un'altra ipotesi, in parte supportata dai risultati ottenuti in analisi regionali sui valori estremi, è connessa al fatto che il parametro a è fortemente legato alla precipitazione di durata un'ora. Si sa bene che spesso le precipitazioni intense di breve durata sono molto concentrate nello spazio perché frutto di fenomeni temporaleschi localizzati e pertanto potrebbero sfuggire alla misura. Infine, si è ipotizzato che una delle cause della non ottimale performance dei modelli possa essere dovuta alla bassa numerosità campionaria. Per controllare tale ipotesi si è ripetuta l'analisi regionale limitatamente all'unica zona omogenea, innalzando la soglia della minima numerosità campionaria a 20 anni. Il numero di stazioni considerate è sceso a 178 ma si è riscontrato sia per i modelli per la stima del parametro a che per quelli per la stima di n , un netto miglioramento dell' R^2 .

4 CONCLUSIONI

In questo articolo si è indagato circa l'influenza della morfologia sulle precipitazioni di breve durata, sull'intero territorio della Sicilia, analizzando i dati di precipitazione di massima intensità forniti da 267 stazioni pluviografiche con almeno 8 anni di funzionamento.

La variabilità spaziale delle precipitazioni è stata analizzata attraverso modelli di regressione lineare bivariati e multivariati per la stima dei parametri a ed n della CPP. Oltre alle usuali tecniche regressive è stato utilizzato anche il metodo GWR.

Le variabili sono state scelte in modo tale da poter rappresentare al meglio la morfologia del territorio. La notevole eterogeneità dell'area in studio ha suggerito

l'adozione di una suddivisione in più sottozone omogenee. A questo scopo sono state scelte suddivisioni utilizzate in precedenti studi idrologici regionali.

I risultati ottenuti dimostrano che la quota non può essere adoperata come unica variabile predittiva della variazione del parametro a , mentre essa ha una buona correlazione con l'indice n . Altri parametri, soprattutto la longitudine, la latitudine, il concavity index e la distanza dal mare, sembrano influire significativamente sulla variabilità delle piogge intense ma per ottenere modelli che offrono buone prestazioni è necessario adottare più sottozone omogenee pur non ottenendo sempre risultati soddisfacenti. Inoltre, mediamente si ha una migliore stima della variabile n rispetto alla variabile a .

BIBLIOGRAFIA

- Allamano, P., Claps, P., Laio, F., Thea, C., 2009. A data-based assessment of the dependence of short-duration precipitation on elevation. *Physics and Chemistry of the Earth*, 34, 635-641.
- Basist, A., Bell, G., Meentmeyer, V., 1994. Statistical relationships between topography and precipitation patterns. *Journal of Climate*, 7, 1305-1315.
- Beguiria, S., Vicente-Serrano, S.M., 2005. Mapping the Hazard of Extreme Rainfall by Peaks over Threshold Extreme Value Analysis and Spatial Regression Techniques. *Journal of applied meteorology and climatology*, 45, 108-124.
- Borga, M., Vezzani, C., Dalla Fontana, G., 2005. Regional rainfall depth duration frequency equations for an Alpine region. *Natural Hazards*, 36 (1-2), 221-235.
- Bruce, J. P., 1994. Natural disaster reduction and global change. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 75, 1831-1835.
- Brunsdon, C., McClatchey, J., Unwin, D., 2001. Spatial variations in the average rainfall-altitude relationship in great britain: an approach using geographically weighted regression. *International Journal of Climatology*, 21, 455-466.
- Cannarozzo, M., D'Asaro, F., Ferro, V., 1989. Analisi statistica delle massime precipitazioni in Sicilia. *Rapporto 1989, CNR-GNDCI*.
- Draper, N., and Smith, H., 1981. Applied Regression Analysis. *John Wiley and Sons*, 307-312.
- Kieffer Weisse, A., Bois, PH., 2000. Topographic Effects on Statistical Characteristics of Heavy Rainfall and Mapping in the French Alps. *Journal of applied meteorology*, 40, 720-740.
- Lo Conti F., Noto V.L., La Loggia G., Cannarozzo M., 2007. Regional Frequency Analysis of extreme Precipitation in Sicily, Italy. *International Workshop on Hydrological Extremes "Variability in space and in time of extreme rainfalls, floods and droughts"*.
- Obasi, G. O. P., 1994. WMO's role in the international decade for natural disaster reduction. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 75, 1655-1661.
- Prudhomme, C., Reed D.W., 1998. Relationships between extreme daily precipitation and topography in a mountainous region: A case study in Scotland. *Int. J. Climatol.*, 18, 1439-1453.
- Smith, R., 1979. The influence of mountains on the atmosphere. *Advances in geophysics*, 21, 87-230.